

ЕЛЕКТРИФІКАЦІЯ ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ ГІРНИЧИХ РОБІТ

УДК 620:621.31

Б. Л. Тишевич, к.т.н, доцент НТУУ «КПІ»

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У СУЧАСНИХ МЕТОДАХ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

B. L. Tyshevych, candidate of Science, NTUU «KPI»

NEURAL NETWORKS APPLICATION IN MODERN METHODS OF FORECASTING ENERGY CONSUMPTION

У данній статті розглядається використання нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання. Введення моделі нейронної мережі, яка здійснює ідентифікацію графіків енергоспоживання, є додатковим шляхом підвищення точності прогнозування.

***Ключові слова:** нейронні мережі, ідентифікація електричних навантажень, прогнозування енергоспоживання моделі нейронних мереж.*

В данной статье рассматривается применение нейронных сетей для прогнозирования энергопотребления. Введение модели нейронной сети, которая осуществляет идентификацию графиков энергопотребления является дополнительным путем повышения точности прогнозирования.

***Ключевые слова:** нейронные сети, идентификация электрических нагрузок, прогнозирования энергопотребления модели нейронных сетей.*

In this article considered using of the neural network for power consumption forecasting. Introduction of a modeling neural network which makes identification graphics power consumption is in the additional way for increase accuracy of forecasting.

***Key words:** neural network, identification electrical loadings, power consumption forecasting, neural network models.*

Вступ. Прогнозування режимних параметрів і техніко-економічних показників є одним з важливих завдань, як при плануванні, так і при веденні поточних режимів електроенергетичної системи. Створення умов для вільної конкуренції на оптовому ринку електроенергії є частиною комплексу заходів, що проводяться у рамках реформування галузі, і спрямовано на вироблення нового механізму утворення цін на електричну енергію, що відображає баланс інтересів виробників і споживачів електроенергії. Оціночні розрахунки, які проводилися для великих енергоспоживачів, показали, що поліпшення якості прогнозування тільки місячного споживання на 0,1% здатне в справжніх умовах понизити витрати на оплату відхилень від плану по постачанню електроенергії на декілька мільйонів гривень у рік. Ще більший ефект приносить уточнення короткострокового і оперативного прогнозу графіків

споживання потужності. Створення нових методів, які дозволять поліпшити точність результатів прогнозування електричного навантаження є економічно доцільним. У західних країнах проводилися роботи за оцінкою економічної ефективності підвищення якості прогнозу енергоспоживання для окремо взятої енергетичної компанії. У літературі приводяться різні дані, але порядок цифр однаковий: наприклад, для типової регіональної енергокомпанії в Північній Америці поліпшення якості прогнозу на 1%, при похибці нижче 5%, спричиняє за собою зниження витрат на десятки мільйонів доларів в рік.

Ціль та завдання. Аналіз особливостей методів прогнозування електричного навантаження, які використовуються на цей час. Найбільш перспективними методами для прогнозування навантаження можна вважати методи, які засновані на технології штучного інтелекту. Математичні моделі, які використовуються при прогнозуванні процесів можна класифікувати по групах:

- 1) статистичні (імовірнісні);
- 2) детерміновані (алгебраїчні);
- 3) комбіновані імовірнісно-детерміновані.

Статистичні моделі отримали найбільш широке застосування в завданнях моделювання, прогнозування процесів електроспоживання, а також пов'язаних з ним інших процесів. Випадкові нестационарні графіки навантаження електроприймачів мають особливості, що спрощують їх аналіз і моделювання. До цих особливостей відноситься повторюваність технологічних або добових циклів, циклів які викликані сезонними змінами і іншими. Результати вимірів таких графіків навантаження або тимчасових рядів електроспоживання можна представити нестационарним випадковим процесом, усі реалізації якого мають загальний майже періодичну детерміновану тенденцію. У останні десятиліття намітилося критичне відношення до статистичної постановки проблеми ідентифікації об'єктів і процесів [1, 2], особливо у разі, коли відсутня можливість отримання показових вибірок для побудови математичних моделей, статистичних характеристик процесів і перевірки їх адекватності. Крім того, статистична теорія використовує операції усереднення безлічі реалізацій, що у цілому ряді випадків призводить до погіршення математичної моделі, особливо в умовах малих і нестационарних вибірок. У електроенергетиці, як відмічено в роботах [3, 4], також є приклади, коли імовірнісні моделі застосовуються без належного обґрунтування, коли відсутня можливість отримання показових вибірок для побудови математичних моделей і перевірки їх адекватності.

Результати досліджень. У певних випадках можна ефективно використовувати, алгебраїчний детермінований, а не статистичний підхід до вирішення проблеми моделювання та ідентифікації процесу [1, 5]. Основні відмінності алгебраїчного підходу від статистичного полягають в наступному:

– при моделюванні знаходяться, уточнюються і використовуються не статистичні характеристики помилок вимірювань, а безпосередньо самі значення помилок в конкретному епізоді ідентифікації;

– уточнення параметрів моделі здійснюється безпосередньо за розбіжностями між сигналами на виході об'єкту і на виході поточної моделі.

При цьому більшість прогнозних моделей процесів будуються із використанням поліноміальної моделі, кінцевого гармонійного ряду Фур'є, алгебраїчної регресії, спектрального розкладання.

Як один з варіантів алгебраїчного підходу можна розглядати побудову математичних моделей процесів на основі теорії нечітких множин [6, 7], штучних нейронних мереж (НМ) [8, 9], що дозволяють формувати модель об'єкту або процесу в умовах малих і нестационарних вибірок, а також формалізувати експертні оцінки фахівців.

Більше поширення знаходять математичні прогнозуючі моделі, що є комбінацією статистичних і детермінованих моделей. Саме ці моделі дозволяють забезпечити найкращу точність прогнозування, адаптивність до процесу електроспоживання. Вони базуються на концепції стандартизованого моделювання навантаження [10], яка полягає в моделюванні фактичного навантаження $P(t,d)$ як сукупності стандартизованого графіку (базової складової, детермінованого тренду) $P_S(t,d)$ і залишкової складової $P_D(t,d)$. Ця декомпозиція на складові найчастіше носить адитивний характер [11, 12]:

$$P(t,d) = P_S(t,d) + P_D(t,d), \quad (1)$$

але іноді використовується і мультиплікативна декомпозиція [10]:

$$P(t,d) = P_S(t,d) P_D(t,d). \quad (2)$$

У використовуваних позначеннях графіків навантаження $P(t,d), P_S(t,d), P_D(t,d)$ мала буква d означає тип (номер) прогнозованої доби. Використовується також модель, що об'єднує властивості адитивної і мультиплікативної моделей [10]:

$$P(t,d) = P_{S1}(t,d) + P_{S2}(t,d) P_D(t,d), \quad \text{де:} \quad (3)$$

$P_{S1}(t,d), P_{S2}(t,d)$ – детерміновані складові і $P_D(t,d)$ – залишкова випадкова складова. Найбільш широке застосування в електроенергетиці має адитивна модель (1), моделі (2) і (3) мають обмежене застосування. Процес $P_D(t,d)$ в першому наближенні вважають стаціонарним або майже стаціонарним, що спрощує його моделювання з використанням статистичних моделей. Моделювання (виділення) стандартної складової $P_S(t,d)$ здійснюють різними методами [10]:

– шляхом згладжування нестационарної реалізації процесів, що ковзає чи експоненціальним усереднюванням;

– апроксимацією поліномами;

- компенсацією стандартною складовою на основі обчисленні різниць n -го порядку;
- компенсацією математичного очікування добовими різницями;
- шляхом декомпозиції по ортогональних векторах або функціях.

Також використовується для виділення стандартної складової $P_S(t,d)$ нейромережеве або нечітке моделювання (згладжування) [7].

Крім того, при моделюванні стандартної складової $P_S(t,d)$ також здійснюють її декомпозицію на окремі складові [10]:

$$P_S(t,d) = P_A(t,d) + P_R(t,d) + P_T(t,d) + P_W(t,d), \text{ де:} \quad (4)$$

$P_A(t,d)$ – складова, що враховує зміну середнього сезонного навантаження; $P_R(t,d)$ – складова, що враховує тижневу циклічність зміни електроспоживання; $P_T(t,d)$ – трендова складова, що моделює додаткові ефекти, пов'язані із зміною часу сходу і заходу сонця від сезону до сезону; $P_W(t,d)$ – складова, що враховує залежність електроспоживання від метеофакторів, зокрема, температури. Кожна із складових в комбінованій моделі (1), (4) може бути реалізована з допомогою нейронної мережі (НМ). Моделі штучних НМ [8,9], які використовуються для створення багатофакторних моделей електроспоживання, ґрунтуються на методі потенційних функцій [5], який застосовується в завданнях розпізнавання образів і їх автоматичної класифікації [5]. У електроенергетиці використовується перцептронна реалізація методу потенційних функцій [13]. На основі моделей багат шарового перцептрона і штучної НМ вирішені завдання класифікації добових графіків навантаження і їх короткострокового прогнозування на термін від одної до десяти діб і моделювання електроспоживання промислового підприємства [8, 9].

Для оперативного прогнозування у випадках, коли аналітично неможливо визначити вид залежності параметрів електроспоживання від яких-небудь чинників і не ефективно застосування традиційних методів аналізу тимчасових рядів, можна використовувати штучні НМ з прямою передачею сигналу, до яких, зокрема, відносяться багат шарові перцептрони – MLP (Multi - Layer Perceptron). При цьому необхідно вибрати впливаючі параметри, провести попередню обробку вхідних даних, що включає видалення пропусків, викидів і необхідне масштабування даних, вибір кількості прихованих шарів, а також кількості нейронів у кожному прихованому шарі, вибір алгоритму навчання, а також даних, призначених для навчання НМ.

Згідно з методом найменших квадратів, цільовою функцією помилки НМ, що мінімізується, є величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2, \text{ де:} \quad (3)$$

$y_{j,p}^{(N)}$ реальний вихідний стан нейрона j вихідного шару N НМ при подачі на її входи p -го образу; $d_{j,p}$ - ідеальний (бажаний) вихідний стан цього нейрона.

Підсумовування ведеться по усіх нейронах вихідного шару і по усіх оброблюваних мережею образах. Мінімізація виконується методом градієнтного спуску :

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad de: \quad (4)$$

w_{ij} – ваговий коефіцієнт синаптичного зв'язку, який сполучає i -й нейрон шару $n - 1$ з j -м нейроном шару n , η - коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$.

Для підвищення достовірності і надійності почасового прогнозування застосовується підбір типових графіків з передісторії. При цьому на підставі циклічності виробництва і єдиного характеру експлуатаційних регламентів (планові зупинки, планові ремонти, пускові режими, експлуатаційні режими) виробництва передбачається наявність у передісторії доби, яка характерна по режиму електроспоживання. Процедура прогнозування в цьому випадку ґрунтується на аналізі початкових графіків електроспоживання і виявленні стійких зв'язків і циклічних залежностей.

Для прогнозування навантаження вибрана нейронна мережа з прямою передачею сигналу і використовується статистична звітність по навантаженнях виробництва з інтервалом усереднювання в 0,5 години. Для забезпечення незалежності від технологів прогноз ґрунтується на обліку властивостей тимчасового ряду електроспоживання, при цьому значення півгодинних навантажень виробництва змінюються в широкому діапазоні. У якості входу використовується вектор з трьома елементами: півгодинні значення навантаження, номер відповідної півгодини в добі, номер відповідного дня в тижні.

Мережа має два шари – три нейрона в першому шарі і один нейрон в другому шарі (рис. 1). Як функція активації в першому шарі використовується гіперболічний тангенс, в другому шарі - лінійна функція. Як алгоритм навчання використовується процедура зворотного поширення на часовому ряду півгодинних навантажень. Алгоритм навчання за допомогою процедури зворотного поширення полягає в наступному: на входи мережі подається один з можливих образів; розраховуються відхилення для вихідного шару; розраховуються зміни вагів шару N ; розраховуються відхилення і зміни вагів для усіх інших шарів; виробляється корекція усіх вагів у нейронній мережі; якщо помилка мережі істотна, то виробляється перехід на перший крок розрахунків; інакше – алгоритм завершується. Аналіз динаміки помилки роботи мережі на перевіірочній вибірці показує, що мережа досягає насичення (навчилася) на 100-ій ітерації.

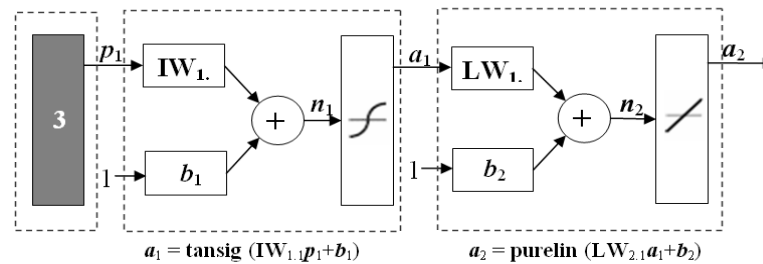


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі із прямою передачею сигналу

Висновки

До використання нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання необхідно вдаватися тому, що зміни в часі електричного навантаження є випадковими процесами, тобто функції випадковим чином залежні від часу, а також від ряду внутрішніх і зовнішніх чинників. Окрім цього, електричне навантаження в електроенергетичних системах схильне до впливу такого зовнішнього чинника, як погода з її випадковою мінливістю. В цілому електричне навантаження – стохастичний процес, домінуючими причинно-наслідковими чинниками якого є час доби і погодні умови. Подальший розвиток комп'ютерних технологій дозволяє реалізувати складні розгалужені нейронні мережі які забезпечують високу точність прогнозування для стохастичних процесів.

Список використаних джерел

1. Tertaev D. U., Shamricov B.N. Digital systems and the phased adaptive management. – М: Nauka, 1999. – 330 С.
2. Tootoobalin V. N. The scope of applicability (probabilistic-statistical methods and their capabilities). – М: Knowledge, 1977. – 64 С.
3. Belyaev P. S, Krumm L. A. Applicability of probabilistic methods in energy calculations, Izv. EN CAS R Energy and transport, 1983, №2. P. 3-11С.
4. Levin M. S., Leshchinskaya T. B. Methods of the theory of solutions in problems of optimization of power supply systems. – М: Vipkenargo, 1989. – 130 С.
5. Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive management. / Ed. N, Egupova – М: Publishing house of the Bauman Moscow state technical University, 2002. – 744 С.
6. Applied fuzzy systems // К. Asai, D. Vatada, C. Iwai, and others. – М: Mir, 1993. – 368 С.
7. Morhov A. Improvement of methods of calculation of electrical loads and management of a power consumption in terms of fuzzy information/ abstract. Diss. ... doctor – Novocherkassk, 1994. – 17 С.
8. Demura A.V., Kushnaryov F. A., Nadtocka I. I., Sedov A.V. Forecasting of electricity consumption in the energy system of Rostovenergo. Izv. the universities. Electromechanics, no 4-5, 1994. – 102-110 С.

9. Shumilova G. P., Gotman A. D., Startseva T. B. Short-term forecasting of electrical using artificial neural networks // Electricity, 1999, № 10. P. 6-12 С.
10. Benn A. I., Farmer D. U. Comparative predictive model of the electrical load. – М: Energoatomizdat, 1987. – 200 С.
11. Gursky S. Kaliev Adaptive time series forecasting in the electric power industry. – Мinsk.: Science and technology, 1983. – 271 С.
12. Gupta P. K. Interval daily forecasting of loads with the use of meteorological information. // In the book. Comparative predictive model of the electrical load. – М: Energoatomizdat, 1987. – P. 39-50 С.
13. Galushkin A. I. Theory of neural networks. – М: IPRRGR, 2000. – 416 С.

Стаття надійшла до редакції 12.12.2013 р.

УДК 517.1

М. П. Матвієнко, канд. техн. наук (Конотопський інститут Сумського державного університету)

ПРО ОДИН "РУЧНИЙ" МЕТОД ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМ АВТОМАТИКИ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ПЛМ

M. P. Matviienko, cand. of tech. sciences (Konotop Institute of Sumy State University)

ABOUT A «MANUAL» DESIGN METHOD OF AUTOMATION SYSTEMS WITH THE USE OF PLA

Розглянуто один "ручний" метод проектування систем автоматики з застосуванням програмуємих логічних матриць (ПЛМ), який оснований на шести етапах проектування (від алгоритму роботи системи до її побудови і програмування), використовуючи теорію автоматів і комп'ютерну логіку. Застосування методу продемонстровано на конкретному прикладі.

Ключові слова: проектування, алгоритм, метод, система, математична модель, канонічні рівняння, програмуємі логічні матриці (ПЛМ).

Рассмотрен один "ручной" метод проектирования систем автоматики с применением программируемых логических матриц (ПЛМ), основанный на шести этапах проектирования (от алгоритма работы системы к ее построению и программирования), используя теорию автоматов и компьютерную логику. Применение метода продемонстрировано на конкретном примере.

Ключевые слова: проектирование, алгоритм, метод, система, математическая модель, канонические уравнения, программируемые логические матрицы (ПЛМ).